

PATENT ABSTRACTS OF JAPAN

(11)Publication number : 09-231366
(43)Date of publication of application : 05.09.1997

(51)Int.Cl. 606T 7/00
606F 15/18

(21)Application number : 08-041831 (71)Applicant : OKI ELECTRIC IND CO LTD
(22)Date of filing : 28.02.1996 (72)Inventor : TSUKAMOTO AKITOSHI

(54) METHOD AND DEVICE FOR RECOGNIZING PATTERN

(57)Abstract

PROBLEM TO BE SOLVED: To provide a method indicating stable recognition performance by previously executing a multi-dimensional sample pattern of which class is known and discriminating which class includes an input pattern based upon the learned result.

SOLUTION: Multi-variable analysis for sample patterns in each class is executed as learning and the calculation of a featured value in each class is learned. The featured values of respective classes calculated by the learning are referred to and values (potential values) expressing the degrees of an input pattern belonging to respective classes are calculated. The input pattern is discriminated as a pattern belonging to the class having the maximum potential value out of the calculated potential values.

LEGAL STATUS

[Date of request for examination]

[Date of sending the examiner's decision of rejection]

[Kind of final disposal of application other than the examiner's decision of rejection or application converted registration]

[Date of final disposal for application]

[Patent number]

[Date of registration]

[Number of appeal against examiner's decision of rejection]

[Date of requesting appeal against examiner's decision of rejection]

[Date of extinction of right]

Copyright (C); 1998,2003 Japan Patent Office

BEST AVAILABLE COPY

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平9-231366

(43) 公開日 平成9年(1997)9月5日

(51) Int. Cl. ⁶	識別記号	庁内整理番号	F I	技術表示箇所
G 0 6 T 7/00			G 0 6 F 15/70	4 6 5 A
G 0 6 F 15/18	5 6 0		15/18	5 6 0 A

審査請求 未請求 請求項の数20 O L (全 16 頁)

(21) 出願番号 特願平8-41831

(22) 出願日 平成8年(1996)2月28日

(71) 出願人 000000295

沖電気工業株式会社

東京都港区虎ノ門1丁目7番12号

(72) 発明者 塚本 明利

東京都港区虎ノ門1丁目7番12号 沖電気
工業株式会社内

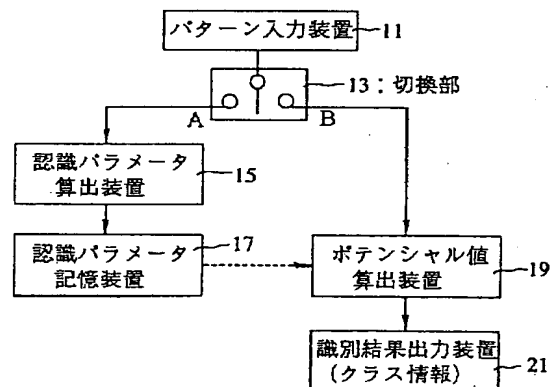
(74) 代理人 弁理士 大垣 幸

(54) 【発明の名称】 パターン認識方法およびパターン認識装置

(57) 【要約】

【課題】 クラスが既知の多次元サンプルパターンについて予め学習を行なっておき、入力パターンがどのクラスに所属するかの識別は、前記学習の結果に基づいて行なうパターン認識方法であって、安定な認識性能を示す方法を提供する。

【解決手段】 前記学習として、前記クラスごとのサンプルパターンについて多変量解析をしてクラスごとの特徴量を算出するという学習をする。該学習により算出したクラスごとの特徴量を参照して、入力パターンの、前記各クラスに所属する度合を表す値（ポテンシャル値）を、それぞれ算出する。該算出したポテンシャル値が最大となったクラスに前記入力パターンは所属すると識別する。



パターン認識方法、装置の第1の実施の形態の説明図

【特許請求の範囲】

【請求項1】 所属クラスが明らかな多次元サンプルパターンについて予め学習を行なっており、入力パターンがいずれのクラスに所属するかの識別は、前記学習の結果に基づいて行なう、パターン認識方法において、前記学習として、前記クラスごとのサンプルパターンについて多変量解析をしてクラスごとの特徴量を算出するという学習をし、

該算出したクラスごとの特徴量を参照して、入力パターンの、前記各クラスに所属する度合を表す値（ポテンシャル値）を、それぞれ算出し、該算出したポテンシャル値が最大となったクラスに前記入力パターンは所属すると識別することを特徴とするパターン認識方法。

【請求項2】 請求項1に記載のパターン認識方法において、

前記多変量解析の手法として主成分分析を用い、かつ、前記クラスごとのサンプルパターンについて主成分分析をして主成分ベクトルを求め、

該主成分ベクトルで構成される空間に前記サンプルパターンをそれぞれ投影して各サンプルパターンについての主成分ベクトル上への投影パターンをそれぞれ求め、

該求めた投影パターンの主成分ベクトル上での分布で示される分布パラメータを求め、

これら主成分ベクトル、投影パターンおよび分布パラメータを少なくとも前記クラスごとの特徴量とすることを特徴とするパターン認識方法。

【請求項3】 請求項1または2に記載のパターン認識方法において、

前記ポテンシャル値は以下の処理により求めることを特徴とするパターン認識方法。

(A) 入力パターンとクラスごとの特徴量とに基づいて窓関数と称される関数を生成する処理。

(B) 該生成した窓関数に前記入力パターンおよび該クラスにおけるサンプルパターンそれぞれを代入して、前記入力パターンのこれらサンプルパターンに対しての窓関数値をそれぞれ求める処理。

(C) 該求めた窓関数値を足し合わせこれをサンプルパターン数で除した値を前記ポテンシャル値とする処理。

【請求項4】 請求項3に記載のパターン認識方法において、

前記窓関数が、

入力パターンおよび各サンプルパターンそれぞれを請求項2で求めた主成分ベクトルで構成される空間に投影して求めた投影パターンと、請求項2で求めた分布パラメータとで特徴づけられる関数であることを特徴とするパターン認識方法。

【請求項5】 請求項3または4に記載のパターン認識方法において、

前記窓関数が、請求項2で求めた分布パラメータを請求

項2で求めた主成分ベクトルの方向に伸縮させた多次元正規分布関数であることを特徴とするパターン認識方法。

【請求項6】 請求項1～5のいずれか1項に記載のパターン認識方法において、

前記クラスごとの認識パラメータを算出するに当たり、同一クラスに分類されたサンプルパターンそれぞれが値が同じ次元を持つ場合はこれらサンプルパターンからその次元を削除してから前記特徴量を算出し、かつ、このように次元を削除した場合は、前記入力パターンにおける当該次元を削除してから前記ポテンシャル値を算出することを特徴とするパターン認識方法。

【請求項7】 請求項2～5のいずれか1項に記載のパターン認識方法において、

前記主成分ベクトルは以下の処理により求めることを特徴とするパターン認識方法。

(A) 前記主成分分析において作成される共分散行列から得られる固有ベクトルそれぞれの寄与率を算出する処理。

(B) 前記得られる固有ベクトルのうち固有値の大きい固有ベクトルからそれらの寄与率を順に足し合わせて累積寄与率を算出する処理。

(C) 該累積寄与率が閾値を越えるまでの固有ベクトルを前記主成分ベクトルとする処理。

【請求項8】 請求項1～7のいずれか1項に記載のパターン認識方法において、

前記学習を行なう前に、全サンプルパターンの各次元の値を、同じ次元の値が0以上1以下の範囲に含まれるように、それぞれ規格化し、

前記ポテンシャル値を算出する前に、全入力パターンの各次元の値を、サンプルパターンについて行なった前記規格化と同じ処理で、それぞれ変換することを特徴とするパターン認識方法。

【請求項9】 請求項1～7のいずれか1項に記載のパターン認識方法において、

前記学習を行なう前に、全サンプルパターンの各次元の値を、同じ次元の値についての平均値が0でかつ標準偏差が1になるように、それぞれ標準化し、

前記ポテンシャル値を算出する前に、全入力パターンの各次元の値を、サンプルパターンについて行なった前記標準化と同じ処理で、それぞれ変換することを特徴とするパターン認識方法。

【請求項10】 請求項1～9のいずれか1項に記載のパターン認識方法において、

クラスへの識別が済んだ入力パターンを該クラスのサンプルパターンとして追加し、該追加したパターンを少なくとも前記ポテンシャル値の算出に用いることを特徴とするパターン認識方法。

【請求項11】 所属クラスが明らかな多次元サンプルパターンについて予め学習を行なっており、入力パター

ンがいずれのクラスに所属するかの識別は、前記学習の結果に基づいて行なう、パターン認識装置において、前記学習を行なう手段としての、前記クラスごとのサンプルパターンについて多変量解析をしてクラスごとの特徴量を算出する認識パラメータ算出手段と、該算出した前記クラスごとの特徴量を参照して、入力パターンの、前記各クラスに所属する度合を表す値（ポテンシャル値）を、それぞれ算出するポテンシャル値算出手段と、該算出したポテンシャル値が最大となったクラスに前記入力パターンは所属すると識別する識別結果出力手段とを具えたことを特徴とするパターン認識装置。

【請求項12】 請求項11に記載のパターン認識装置において、前記認識パラメータ算出手段は、前記クラスごとのサンプルパターンに対し主成分分析を行ない前記特徴量の1つとしての主成分ベクトルを出力する主成分分析手段と、該主成分ベクトルで構成される空間に前記サンプルパターンをそれぞれ投影して、前記特徴量の1つとしての、各サンプルパターンについての主成分ベクトル上への投影パターンを、それぞれ出力する投影パターン作成手段と、該求めた投影パターンの主成分ベクトル上での分布で表される、前記特徴量の1つとしての分布パラメータを出力する分布パラメータ算出手段とを具えたものであることを特徴とするパターン認識装置。

【請求項13】 請求項11または12に記載のパターン認識装置において、前記ポテンシャル値算出手段は、入力パターンとクラスごとの特徴量とに基づいて窓関数と称される関数を生成する手段と、該生成した窓関数に前記入力パターンおよび該クラスにおけるサンプルパターンそれぞれを代入して、前記入力パターンのこれらサンプルパターンに対しての窓関数値をそれぞれ求める手段と、該求めた窓関数値を足し合わせこれをサンプルパターン数で除した値を当該ポテンシャル値として出力する手段とを具えたものであることを特徴とするパターン認識装置。

【請求項14】 請求項13に記載のパターン認識装置において、前記窓関数を生成する手段は、請求項12に記載の分布パラメータ算出手段から出力される分布パラメータを請求項12に記載の主成分分析手段から出力される主成分ベクトルの方向に伸縮させた多次元正規分布関数を出力するものであることを特徴とするパターン認識装置。

【請求項15】 請求項13に記載のパターン認識装置において、前記ポテンシャル値算出手段は、

入力パターンを請求項12に記載の主成分分析手段から出力される主成分ベクトルで構成される空間にそれぞれ投影して投影パターンを作成する手段をさらに具えたことを特徴とするパターン認識装置。

【請求項16】 請求項11～15のいずれか1項に記載のパターン認識装置において、前記認識パラメータ算出手段は、前記多変量解析をする前に動作するベクトルバックング手段であって、同一クラスに分類されたサンプルパターンそれぞれが値が同じ次元を持つ場合はこれらサンプルパターンからその次元を削除するベクトルバックング手段をさらに具え、前記ポテンシャル値算出手段は、ポテンシャル値を算出する前に動作するベクトルバックング部であって、前記サンプルパターンから削除した次元と同じ次元を前記入力パターンから削除するベクトルバックング手段をさらに具えたことを特徴とするパターン認識装置。

【請求項17】 請求項12～15のいずれか1項に記載のパターン認識装置において、前記主成分分析手段は、サンプルパターンから共分散行列を作成する共分散行列作成手段と、該作成された共分散行列から固有値および固有ベクトルを算出する固有値・固有ベクトル算出手段と、前記算出される固有ベクトルのそれぞれの寄与率を算出し、かつ、これら固有ベクトルのうち固有値の大きい固有ベクトルからそれらの寄与率を順に足し合わせ累積寄与率を算出し、かつ、該累積寄与率が閾値を越えるまでの固有ベクトルを主成分ベクトルとして出力する固有ベクトル選択手段とを具えたことを特徴とするパターン認識装置。

【請求項18】 請求項11～17のいずれか1項に記載のパターン認識装置において、前記認識パラメータ算出手段は、前記多変量解析をする前に動作し、全サンプルパターンの各次元の値を、同じ次元の値が0以上1以下の範囲に含まれるように、それぞれ規格化する前処理手段をさらに具え、前記ポテンシャル値算出手段は、ポテンシャル値を算出する前に動作し、全入力パターンの各次元の値を、サンプルパターンについて行なった前記規格化と同じ処理で、それぞれ変換する前処理手段をさらに具えたことを特徴とするパターン認識装置。

【請求項19】 請求項11～17のいずれか1項に記載のパターン認識装置において、前記認識パラメータ算出手段は、前記学習を行なう前に動作し、全サンプルパターンの各次元の値を、同じ次元の値についての平均値が0でかつ標準偏差が1になるように、それぞれ標準化する前処理手段をさらに具え、前記ポテンシャル値算出手段は、ポテンシャル値を算出する前に動作し、全入力パターンの各次元の値を、サンプルパターンについて行なった前記標準化と同じ処理

で、それぞれ変換する前処理手段をさらに具えたことを特徴とするパターン認識装置。

【請求項20】 請求項11～19のいずれか1項に記載のパターン認識装置において、クラスへの識別が済んだ入力パターンを該クラスのサンプルパターンとして追加し、該追加したパターンを少なくとも前記ポテンシャル値の算出に用いるための手段を、さらに具えたことを特徴とするパターン認識装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】この発明は、例えば文字認識などに利用できるパターン認識方法およびその実施に好適なパターン認識装置に関するものである。

【0002】

【従来の技術】文献I（「ニューラルネットとファジィシステム」阿部 重夫、近代科学社、pp.154-156,1995）には、多数のサンプルパターンから代表パターンを選択する方法（チュウの方法）が開示されている。この方法ではサンプルパターン間の距離に関する正規分布関数を用い（文献の(6.3)式）、各サンプルパターンのポテンシャル値が算出される。そしてこのポテンシャル値に基づきかつ所定手順により、1または複数の代表パターンが順次選択される。ここで代表パターンが決まるとその他のサンプルパターンのポテンシャル値が文献中の(6.5)式により変更される。この代表パターンは、入力パターン（認識対象のパターン）をこれに最も近い代表パターンが所属するクラスに分類するために利用される。

【0003】また、文献II（「認識工学」鳥脇 純一郎、コロナ社、pp.154-156,1995）には、あるパターンが複数のクラスのいずれに属するかを識別する方法が開示されている。この方法では、ある入力パターン x が与えられた時に、これと各クラスのサンプルパターンとの間の距離に関する正規分布関数（文献中の(3.17）、(3.20)式）を用い、該入力パターン x のクラス毎の生起確率の推定値（ポテンシャル値）が算出される（文献中の(3.17）、(3.20)式など）。そして入力パターン x は、最も生起確率の推定値が高いクラスに属すると、識別される。

【0004】

【発明が解決しようとする課題】しかしながら、文献Iの方法および文献IIの方法いずれの場合も、ポテンシャル値は、パターン間の距離に関する正規分布関数を用いて算出される（文献Iについては(6.3)式および(6.5)式、文献IIについては特に(3.20)式で示された窓関数参照）。このため、文献Iの(6.3)式で表される多次元正規分布、同じく(6.5)式で表される多次元正規分布、文献IIの(3.17)式および(3.20)式で表される多次元正規分布の形状はサンプルパターンの分布によらず一定である。しかも、算出されるポテンシャル値は、文献Iの

(6.3)式を用いる場合にあってはパラメータ r_a^2 により大きく変化し、文献Iの(6.5)式を用いる場合にあってはパラメータ r_b^2 により大きく変化し、文献IIの(3.17)式および(3.20)式を用いる場合にあってはパラメータ σ により大きく変化する。これらパラメータ r_a^2 、 r_b^2 、 σ それぞれは例えば経験的に決められるものである。よって、パラメータの決め方いかんで、文献Iの方法にあっては選ばれる代表パターンが変わるという問題点が生じ、文献IIの方法にあってはパターンの識別性能が大きく変化するという問題点が生じる（詳細は後述の比較例参照）。

【0005】

【課題を解決するための手段】上記の問題点の解決を図るためには、①：正規分布関数におけるパラメータ（従来例でいえば r_a^2 、 r_b^2 、 σ ）の最適化を図る方法、或は、②：正規分布関数におけるパラメータ（従来例でいえば r_a^2 、 r_b^2 、 σ ）として適当な値を与えてもそれに起因する認識性能低下が生じにくくする方法が考えられる。この出願に係る発明者は後者の方法を探究することにより、上記問題点の改善を図った。

【0006】そこで、この出願のパターン認識方法によれば、所属クラスが明らかな多次元サンプルパターンについて予め学習を行なっておき、入力パターンがいずれのクラスに所属するかの識別は、前記学習の結果に基づいて行なう、パターン認識方法において、以下の処理を含むことを特徴とする。(1).前記学習として、前記クラスごとのサンプルパターンについて多変量解析をしてクラスごとの特徴量を算出するという学習をする処理。

(2).該算出したクラスごとの特徴量を参照して、入力パターンの、前記各クラスに所属する度合を表す値（ポテンシャル値）を、それぞれ算出するという処理。(3).該算出したポテンシャル値が最大となったクラスに前記入力パターンは所属すると識別する処理。

【0007】このパターン認識方法の発明によれば、クラスごとのサンプルパターンについて多変量解析をしクラスごとの特徴量を算出するので、サンプルパターンが有する要素のうち変動の大きい要素をクラスごとの特徴量として抽出できる。さらにこのパターン認識方法の発明によれば、上記特徴量を参照して入力パターンのポテンシャル値を算出するので、上記変動の大きい要素のポテンシャル値算出への影響度を低下させることができる。これらのことから、また後述の実施の形態における実験結果からも明らかなように、正規分布関数におけるパラメータ（従来例でいえば r_a^2 、 r_b^2 、 σ ）として適当な値を与えてもそれによる認識結果への影響が従来に比べ少ないパターン認識方法が実現される。

【0008】またこの出願のパターン認識装置によれば、所属クラスが明らかな多次元サンプルパターンについて予め学習を行なっておき、入力パターンがいずれのクラスに所属するかの識別は、前記学習の結果に基づい

て行なう、パターン認識装置において、前記学習を行なう手段としての、前記クラスごとのサンプルパターンについて多変量解析をしてクラスごとの特徴量を算出する認識パラメータ算出手段と、該算出した前記クラスごとの特徴量を参照して、入力パターンの、前記各クラスに所属する度合を表す値（ポテンシャル値）を、それぞれ算出するポテンシャル値算出手段と、該算出したポテンシャル値が最大となったクラスに前記入力パターンは所属すると識別する識別結果出力手段とを具えたことを特徴とする。

【0009】このパターン認識装置の発明によれば、上述のパターン認識方法の発明を容易に実施出来る。

【0010】

【発明の実施の形態】以下、図面を参照してこの出願に係るパターン認識方法およびパターン認識装置の実施の形態について併せて説明する。しかしながら説明に用いる各図はこの発明を理解出来る程度に概略的に示してある。また、各図において同様な構成成分については同一の符号を付して示しその重複する説明を省略する。

【0011】1. 第1の実施の形態

1-1. 発明の構成の説明

図1はパターン認識方法およびパターン認識装置の第1の実施の形態の説明図であり、特に第1の実施の形態に係るパターン認識装置の全体構成を示した図である。

【0012】この図1において、11はパターン入力装置、13は切換部、15は認識パラメータ算出装置、17は認識パラメータ記憶装置、19はポテンシャル値算出装置、21は識別結果（クラス情報）出力装置をそれぞれ示す。

【0013】パターン入力装置11は、本発明のパターン認識装置に、処理の対象となる多次元の情報を入力するものである。多次元の情報とは、サンプルパターンや入力パターン（認識対象のパターン）のことであり、具体的には例えば画像や音声などのパターン情報や、適当な特徴抽出処理により得られたいくつかの特徴量の組み合わせなどが挙げられる。後に説明する「あやめデータ」による試行実験の例で考えると、①がく片の幅、②がく片の長さ、③花卉の幅、④花卉の長さという4次元の次元を持つあやめデータそれぞれは、ここでいう多次元の情報に当たる。なお、パターン入力装置11の構成は多次元の情報の形態に応じた任意好適なもの、例えば画像入力装置、音声入力装置、キーボード、ハードディスク等とでき、特に限定されない。

【0014】切換部13は、パターン入力装置11と後段の装置15または19との接続関係を切り換えるものである。具体的には、パターン入力装置11から入力された多次元の情報を本発明のパターン認識装置の学習（詳細は後述する）のため用いる場合は、切換部13は、パターン入力装置11と認識パラメータ算出装置15との間が有効となるように接続関係を切り換える。ま

た入力された多次元の情報をパターン認識のため用いる場合は、切換部13は、パターン入力装置11とポテンシャル値算出装置19との間が有効となるように接続関係を切り換える。

【0015】認識パラメータ算出装置15は、所属クラスが明らかな多次元サンプルパターンについて多変量解析をしてクラスごとの特徴量を算出するという学習を行なうものである。後に説明する「あやめデータ」による認識実験の例で考えると、所属クラスとは、3種類のあやめにおけるその種類A、B、Cのことであり、サンプルパターンとは、50個ずつで構成されるとした3種類のあやめの各群からそれぞれ選んだ25個ずつのあやめのことである。なお「あやめデータ」の場合のクラスごとの特徴量については後述する。ただしクラスごとの特徴量は、認識対象のパターン（入力パターン）をクラスに分類する際の認識パラメータと考えることが出来るから、特徴量を算出する装置についてここでは認識パラメータ算出装置と称している。なお、入力パターンとは、後に説明する「あやめデータ」による認識実験の例で考えると、50個ずつで構成されるとした3種類のあやめの各群それぞれにおける残りの25個ずつのあやめ（サンプルパターンとしなかったあやめ）のことである。

【0016】ここでこの実施の形態では、認識パラメータ算出装置15は、図2に示したように、サンプルパターン・所属クラス格納部15a、主成分分析部15b、主成分ベクトル格納部15c、投影パターン作成部15dおよび分布パラメータ算出部15eを具えた構成としてある。

【0017】これら構成成分15a～15eのうちの、サンプルパターン・所属クラス格納部15aは、パターン入力装置11から入力されるサンプルパターンと、それが所属するクラス（所属クラス）を示す情報とを記憶するものである。また、主成分分析部15bはクラスごとのサンプルパターンに対し主成分分析を行ない前記特徴量の1つとしての主成分ベクトルを出力するものである。主成分ベクトルを得る方法については後の動作説明において説明する。また主成分ベクトル格納部15cは、主成分分析部から出力される主成分ベクトルを格納するものである。また投影パターン作成部15dは、主成分ベクトルで構成される空間にサンプルパターンをそれぞれ投影して、前記特徴量の1つとしての、各サンプルデータについての主成分ベクトル上への投影パターンを、それぞれ作成し出力するものである。投影パターンの作成手順についても後の動作説明において説明する。また分布パラメータ算出部15eは、投影パターン作成手段15dにおいて求めた投影パターンの主成分ベクトル上での分布で表される、前記特徴量の1つとしての分布パラメータを出力するものである。分布パラメータの算出手順についても後の動作説明において説明する。

【0018】さらにこの実施の形態では、上記の主成分

分析部15bを、図3に示したように、ベクトルパッキング部15ba、共分散行列作成部15bb、固有値・固有ベクトル算出部15bcおよび固有ベクトル選択部15bdを具えた構成としてある。

【0019】これら構成成分15ba~15bdのうちの、ベクトルパッキング部15baは、多変量解析(主成分解析)をする前に動作するものであって、同一クラスに分類されたサンプルパターンそれぞれが値が同じ次元を持つ場合はこれらサンプルパターンからその次元を削除する処理をするものである。具体例でいえば、同一クラスに分類されたN個(Nは2以上の整数)のサンプルパターンそれぞれが例えばo, p, qという3つの次元を持つものである場合でN個のサンプルパターンそれぞれの次元pの値がすべて同じ(例えばM)であった場合は、次元pはないものとして削除し、各サンプルパターンは2つの次元o, qをもつものとして扱うということである。こうすると、主成分分析部15bの処理量を軽減できるので主成分分析の効率向上が図れる。また、共分散行列作成部15bbは、サンプルパターンから共分散行列を作成するものである。また、固有値・固有ベクトル算出部15bcは、共分散行列作成部15bbで作成された共分散行列から固有値および固有ベクトルを算出するものである。また、固有ベクトル選択手段15bdは、固有値・固有ベクトル算出部15bcで算出される固有ベクトルのそれぞれの寄与率を算出し、かつ、これら固有ベクトルのうち固有値の大きい固有ベクトルからそれらの寄与率を順に足し合わせ累積寄与率を算出し、かつ、該累積寄与率が閾値を越えるまでの固有ベクトルを主成分ベクトルとして出力するものである。これら構成成分15ba~15bdの詳細は後の動作説明において行なう。

【0020】ポテンシャル値算出装置19は、認識パラメータ算出装置15により算出されたクラスごとの特徴量を参照して、入力パターンの、前記各クラスに所属する度合を表す値(ポテンシャル値)を、それぞれ算出するものである。この実施の形態のポテンシャル値算出装置19は、図4に示すように、ベクトルパッキング部19a、投影パターン作成部19b、窓関数生成部19c、窓関数値算出部19dおよびポテンシャル値算出部19eを具える構成のものとしてある。ここで、ベクトルパッキング部19aは、サンプルパターン用のベクトルパッキング部15baに対応して入力パターン用に設けられたものであり、サンプルパターンから次元を削除した場合それと同じ次元を入力パターンから削除するためのものである。もちろん、このベクトルパッキング部19aはサンプルパターン用のベクトルパッキング部15baと兼用される構成としても良い。また投影パターン作成部19bは、入力パターンについて主成分ベクトルに対する投影パターンを求めるものである。また窓関数生成部19cは、認識パラメータ算出装置15で求め

たクラスごとの特徴量および入力パターンに基づいて窓関数と称される関数を生成するものである。また窓関数値算出部19dは、窓関数生成部19cで生成した窓関数をクラスにおけるサンプルパターンそれぞれについて解き、入力パターンのこれらサンプルパターンに対しての窓関数値をそれぞれ求めるものである。すなわち、入力パターンについての各サンプルパターンに対する窓関数値(窓関数計算結果)を求めるものである。また、ポテンシャル値算出部19eは、該求めた窓関数値を足し合わせこれをサンプルパターン数で除した値を当該ポテンシャル値として出力するものである。これら構成成分19a~19eの詳細は後の動作説明において行なう。

【0021】識別結果出力装置21は、入力パターンがどのクラスに属するかを、ポテンシャル値算出装置19で算出したクラスごとのポテンシャル値に基づいて識別するものである。具体的には、ポテンシャル値が最大となったクラスに前記入力パターンは所属すると識別するものである。

【0022】なお、上述した切換部13、認識パラメータ算出装置15、主成分分析部15b、投影パターン作成部15d、分布パラメータ算出部15e、ベクトルパッキング部15ba、共分散行列作成部15bb、固有値・固有ベクトル算出部15bc、固有ベクトル選択部15bd、ポテンシャル値算出装置19、窓関数生成部19a、窓関数値算出部19b、ポテンシャル値算出部19c、ポテンシャル値算出部19eおよび識別結果出力装置21それぞれは、例えばコンピュータにより構成出来る。また、認識パラメータ記憶装置17、サンプルパターン・所属クラス格納部15aおよび主成分ベクトル格納部15cそれぞれは、例えば、コンピュータ内部の記憶部或はコンピュータ外部の任意好適な記憶手段により構成出来る。

【0023】次に、パターン認識方法の発明によりパターン認識をする手順について、図1に示したパターン認識装置の動作と共に、説明する。

【0024】まず、学習動作について説明する。ただし、以下の説明においては、クラスはC個(Cは典型的には複数である。ただし1の場合があっても良い。)あるものとし、C個のクラスのうちのあるクラスcについてのパラメータについて上付きの小文字のcを付して表すものとする(後のN^c等)。また各クラスにはそれぞれn次元のサンプルパターンがN^c個それぞれ予め用意されているものとする。もちろん、各クラスのサンプルパターン数は同じ場合も異なる場合もあって良い。また、以下においては、クラスcに属するN^c個のサンプルパターンそれぞれを、n次元ベクトル x_i^c ($1 \leq i \leq N^c$)と称したり、単にサンプルパターンと称したりする。

【0025】N^c個のn次元ベクトル x_i^c はまずベクトルパッキング部15baに入力される。そして、ここに

において N^c 個の n 次元ベクトル x^c_i はそれぞれが値が同じ次元を持つ場合は、 N^c 個の n 次元ベクトル x^c_i (すなわち各サンプルパターン) からその次元を削除する処理がなされる。この処理の流れ図を図5に示した。ただし、図5中では i は n 次元ベクトル x^c_i の個数 N^c に関する記号ではなく、次元 $1 \sim n$ に関する記号となっていることを付記する。さらに、図5を用いて説明する処理では n 次元ベクトル x^c_i の個数 N^c に関する記号として k を用いていることを付記する。このベクトルパッキング部 15ba での処理手順は大きく分けてフラグ作成処理とパッキング処理とに分けられる。なおここでは n 次元に対応する意味で n 個のチェック用フラグ (以下、次元フラグという) $flag(i)$ を用いる例で考える。まず、これら次元フラグ $flag(i)$ の値をそれぞれ 1 に初期化する (図5のステップ S1)。次に、 N^c 個の n 次元ベクトル x^c_i の例えば次元 1 の値をチェックするため $i=1$ の次元フラグ $flag(1)$ に着目する (図5のステップ S2)。そして、クラス c の N^c 個の n 次元ベクトル x^c_i の次元 1 の値同士を順次に等しいか否かすなわち $x^c_k(i) = x^c_{k-1}(i)$ についてチェックする (図5のステップ S3~S6)。このチェックの過程において 1 つでも次元 1 の値が等しくない n 次元ベクトル x^c_i が出現したら、すなわち $x^c_k(i) \neq x^c_{k-1}(i)$ が成立したら、この次元についての次元フラグ $flag(i)$ の値を 0 にし (図5のステップ S7)、次の次元すなわち $i+1$ の次元のチェックに移行する (図5のステップ S8)。 n 次元すべてのチェックが終了するまでステップ S3~S8 の処理を行ない、 n 次元すべてのチェックが終了したら (図5のステップ S9)、パッキング処理に移行する。パッキング処理では次元フラグ $flag(i)$ についてその値が 1 か否かをチェックする (図5のステップ S10)。次元フラグ $flag(i)$ が 1 でない次元は残す必要があるから、 N^c 個の n 次元

ベクトル x^c_i (図5ではすべての k と表している。) それぞれについてのこの次元の値 (図5では $x^c_k(i)$ と表している。) を、新しいベクトル (図5では $x'^c_k(j)$ と表している) にそれぞれ代入する (図5のステップ S11, S12)。一方、次元フラグ $flag(i)$ が 1 である次元は新しいベクトルへの代入はしない。すなわち、次元フラグ $flag(i)$ が 1 である次元は削除される (図5のステップ S11 から S14 へのジャンプ処理)。ここでステップ S12 の処理がとられて新しいベクトル $x'^c_k(j)$ へ代入がなされた場合は、次の次元用の新しいベクトルを用意するべく j を更新し (図5のステップ S13)、さらに別の次元の次元フラグ $flag(i)$ についてその値が 1 か否かをチェックするべく i を更新し (図5のステップ S14)、そして、ステップ S11 からの処理を繰り返す。この処理を次元が n になるまで繰り返す (図5のステップ S15)。このベクトルパッキング処理により、クラス c に所属する各サンプルパターンの次元数は n から n^c に変化する。もちろん、各次元の次元フラグ $flag(i)$ がいずれも 1 である場合は $n^c = n$ である。ベクトルパッキング処理が済んだ N^c 個の n 次元ベクトル x^c_i を、それ以前のベクトルと区別するため、 N^c 個の n^c 次元ベクトル x'^c_i と表すことにする。

【0026】次に、共分散行列作成部 15bb において N^c 個の n^c 次元ベクトル x'^c_i から、すなわちベクトルパッキングが終了した N^c 個のサンプルパターンから、クラス c についての共分散行列 Σ^c を作成する。作成された行列を下記の (1) 式に示す。ただし、(1) 式中の σ^c_{ij} (σ^c_{11} 、 σ^c_{12} など) は下記の (2) 式で示されるものである。

【0027】

【数1】

$$\Sigma^c = \begin{bmatrix} \sigma^c_{11} & \sigma^c_{12} & \cdots & \sigma^c_{1n^c} \\ \sigma^c_{21} & \sigma^c_{22} & & \sigma^c_{2n^c} \\ \cdots & & & \cdots \\ \sigma^c_{n^c1} & \sigma^c_{n^c2} & \cdots & \sigma^c_{n^cn^c} \end{bmatrix} \quad \cdots (1)$$

$$\sigma^c_{ij} = \frac{1}{N^c} \sum_{k=1}^{N^c} \left(x'^c_k(i) - \overline{x'^c(i)} \right) \left(x'^c_k(j) - \overline{x'^c(j)} \right) \quad \cdots (2)$$

【0028】また (2) 式中の

【0029】

【外1】

$$\overline{x'^c(i)}$$

【0030】はベクトル x'^c_k ($1 \leq k \leq N^c$) の第 i 成分の平均値である。また (2) 式中の

【0031】

【外2】

$$\overline{x^c(j)}$$

【0032】はベクトル x^c_k ($1 \leq k \leq N^c$) の第 j 成分の平均値である。

【0033】次に、固有値・固有ベクトル算出部15b cにおいて、共分散行列 Σ^c に関する固有値および固有ベクトルの算出を行なう。共分散行列は対角行列である。対角行列の固有値、固有ベクトルは、Jacobi法や、Householder法とQL法とによる方法など様々な方法で算出することができる。そしてこれら算出方法は例えば文献III(「ニューメリカルレシビ・イン・シー(日本語版)」、丹慶 勝市 他訳、技術評論社、平成5年6月25日の第11章)に詳しいので、共分散行列 Σ^c に関する固有値および固有ベクトルの算出手順の説明はここでは省略する。共分散行列より得られた n^c 個の固有値を以下 λ^c_i 、それに対応する固有ベクトルを以下 v^c_i とそれぞれ表す($1 \leq i \leq n^c$)。ただし、固有ベクトルは長さが1に規格化され、かつ、固有値の大きい順に並べられているものとする。すなわち、 $\lambda^c_i \geq \lambda^c_{i+1}$ 、 $\|v^c_i\| = 1$ となっているものとする。

【0034】次に、固有ベクトル選択部15bdにおいて、主成分ベクトル格納部15cに格納すべき固有ベクトルの選択を行なう。すなわち、得られた固有ベクトルそれぞれの寄与率を計算し、これら寄与率を順に足し合わせた累積寄与率が閾値 T を越えるまでのベクトルを選択する。このように選択した固有ベクトル(すなわち主成分ベクトル)を、主成分ベクトル格納部15cに格納する。なお、固有値は対応する固有ベクトルの方向にサンプルパターンの分布の変動(分散)がどの程度あるかを示す尺度であり、寄与率は分布の全変動(分散の和)に対するその方向への変動(分散)の比で定義される。すなわち、サンプルパターンの分布状況を表現するのに、その固有ベクトルがどの程度寄与するかを示す尺度がここでいう寄与率になる。固有ベクトル v^c_i の寄与率を $p(i, c)$ と表すとした場合、これを以下の(3)式で定義する。なお、既に説明したがここで c はクラスを示し、クラスが C 個であるなら $1 \leq c \leq C$ である。また、固有ベクトル v^c_1 から v^c_i までの累積寄与率を $ap(i, c)$ と表すとした場合、これを以下の(4)式で定義する。

$$\begin{aligned} \sigma^c_i &= \sqrt{\frac{1}{N^c} \left(y^c_{j(i)} - \overline{y^c(i)} \right)^2} \\ &= \sqrt{\frac{1}{N^c} \sum_{j=1}^{N^c} \left(y^c_{j(i)} \right)^2 - \left(\frac{1}{N^c} \sum_{j=1}^{N^c} \overline{y^c(i)} \right)^2} \quad \dots (6) \end{aligned}$$

【0041】ただし、(6)式中

【0042】

【外3】

【0035】

【数2】

$$p(i, c) = \frac{\lambda^c_i}{\sum_{i=1}^{n^c} \lambda^c_i} \quad \dots (3)$$

$$ap(i, c) = \sum_{j=1}^i p(j, c) \quad \dots (4)$$

【0036】ここで述べた固有ベクトル選択部15bdでの処理手順の一例を図6に示した。この手順ではまず、固有値の和が計算される(図6のステップS1)。次に累積寄与率が算出されると共にその都度累積寄与率が閾値 T と比較される(図6のステップS3, S4)。累積寄与率が閾値 T に達しない場合はその累積寄与率計算をしている固有ベクトル v^c_i を選択ベクトル(主成分ベクトル)に追加する(図6のステップS5)。 i が次元数 n^c になるまで上記処理を行なう(図6のステップS6)。なお、以下の説明では、選択されたベクトル(主成分ベクトル)を v^c_i ($1 \leq i \leq n^c$)と表すことにする。もちろん、 $n^c = n^c$ となる場合もあり得る。

【0037】次に、投影パターン作成部15dは、主成分ベクトル格納部15cに格納された n^c 個の主成分ベクトルを用い、各 n 次元ベクトル x^c_i (すなわち各サンプルパターン)をこの主成分ベクトルで構成される n^c 次元の部分空間内の1点(n^c 次元ベクトル)に投影する処理を行なう。すなわち、 n 次元ベクトル x^c_i が対応づけられる点を y^c_i とすると、その第 j 成分 $y^c_i(j)$ の値が下記(5)式で表される投影パターン(投影ベクトル)を求める。

$$y^c_i(j) = x^c_i \cdot v^c_j \quad \dots (5)$$

これはバックギングされたベクトル x^c_i の主成分ベクトル v^c_j 上への射影を求めることに等しい。

【0039】分布パラメータ算出部15eは、投影パターン作成部15dで得られた n^c 次元ベクトル y^c_i ($1 \leq i \leq N^c$)から各次元の標準偏差 σ^c_i ($1 \leq i \leq n^c$)を測定する。この標準偏差 σ^c_i は下記(6)式により求めることができる。

【0040】

【数3】

【0043】は投影ベクトル y^c の第 i 成分の平均値で

ある。

【0044】次に、上記のように得られた各次元の標準偏差 σ^c_i に対して相乗平均による規格化を行ない、分布パラメータ σ'^c_i を求める。これは下記の(7)で与えられる。この分布パラメータ σ'^c_i は、サンプルパターンの値の変動が各主成分ベクトル方向にどの程度あるかを示す指標となる。

【0045】

【数4】

$$\sigma'^c_i = \frac{\sigma^c_i}{\left(\prod_{j=1}^{n^c} \sigma^c_j \right)^{1/n^c}} \quad \dots (7)$$

【0046】得られた分布パターン σ'^c_i は、投影パターン作成部15dで作成された投影パターン y^c_i 、ベクトルパッキング部15baで用いられた次元フラグ、および主成分ベクトル v^c_i と共に、認識パラメータ記憶装置17に、格納される。この実施の形態では、分布パターン σ'^c_i 、投影パターン y^c_i 、次元フラグおよび主成分ベクトル v^c_i それぞれが、クラスcの特徴量(認識パラメータ)に相当する。ここまでの処理を各クラスごとのサンプルパターンについてそれぞれ行なうことにより、クラスごとの特徴量を算出するという学習が終了する。

【0047】次に、パターン認識動作について説明する。パターン認識動作においては先ず、認識パラメータ記憶装置17(図1参照)に上記のごとく格納されたクラスごとの特徴量を参照し、認識対象パターンである入力パターンの、各クラスに所属する度合を表す値(ポテンシャル値)を、それぞれ算出する。この処理はポテンシャル値算出装置19において以下の手順で行なわれる。その説明を図7に示した流れ図を参照して行なう。ここで、図7はパターン認識動作の大まかな流れを示した図である。なお、以下の説明では識別対象パターンである入力パターンをn次元入力ベクトルxと称したり、単に入力パターンと称したりする。

$$\frac{1}{(\alpha\sqrt{2\pi})^{n^c}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\alpha^2} \sum_{j=1}^{n^c} \left(\frac{y^c(i) - y^c_j(i)}{\sigma^c_j} \right)^2 \right\} \quad \dots (9)$$

【0053】次に、窓関数値算出部19dは、この窓関数にクラスにおけるサンプルパターン(実際は投影ベクトル y^c_j)それぞれを代入し、前記入力パターンのこれらサンプルパターンに対しての窓関数値をそれぞれ求める。すなわち、上記(9)式において $y^c_j(i)$ のjを1~サンプルパターン数 N^c とそれぞれ変えて計算をする。

【0054】次に、ポテンシャル値算出部19eは、該

【0048】n次元入力ベクトルxは、ポテンシャル値算出装置19のベクトルパッキング部19aにおいてベクトルパッキング処理される(図7のステップS1)。すなわち、サンプルパターンについて次元の削除がなされた場合は、該削除された次元と同じ次元をn次元入力ベクトルから削除する処理をするのである。この処理は図5を参照して既に説明したサンプルパターンに対するベクトルパッキング処理で用いた次元フラグを参照し、該フラグの値が1である次元と同じ次元はn次元入力ベクトル(入力パターン)から削除することで行なう。この処理の結果n次元入力ベクトルxは n^c 次元ベクトル x^c に変換される。もちろん、 $n^c = n$ となる場合もあり得る。

【0049】次に、投影パターン作成部19bにおいて部分空間への投影が行なわれる。これは、 n^c 次元ベクトル x^c と、認識パラメータ記憶装置17(図1)に格納されているクラスcの主成分ベクトル v^c_i とを用い、下記(8)式により与えられる。この結果、 n^c 次元ベクトル x^c は n^c 次元ベクトル y^c に変換される(図7のステップS2)。

$$y^c(i) = x^c \cdot v^c_i \quad \dots (8)$$

次に、入力パターンについてのクラスcに関するポテンシャル値が次の手順で次に、入力パターンについてのクラスcに関するポテンシャル値が次の手順で算出される。

【0051】先ず、窓関数生成部19c(図4参照)において、入力パターンとクラスごとの特徴量とに基づいて窓関数なる関数を生成する。ここでは、入力パターンの主成分ベクトルへの投影パターン(投影ベクトルともいう。これを以下、 y^c で表す)と、クラスごとの特徴量である投影パターン(投影ベクトルともいう。これを以下 y^c_j と表す。)および分布パラメータ σ'^c_i と、正值パラメータ α とにより、窓関数が生成される。ここで生成された窓関数を、下記の(9)式で示されるものとする。ただし、 $y^c(i)$ あるいは $y^c_j(i)$ は、それぞれ投影パターン y^c あるいは y^c_j の第i次元の値である。

【0052】

【数5】

求めた窓関数値を足し合わせこれをサンプルパターン数で除した値を当該ポテンシャル値として出力する。すなわち、下記の(10)式に従い、n次元入力ベクトル(入力パターン)xのクラスcに関するポテンシャル値 P^c を算出する(図7のステップS3)。入力パターンの、C個のクラス関してのポテンシャル値 $P^1 \sim P^C$ をそれぞれ求める。

【0055】

【数6】

$$P^c = \frac{1}{N^c} \sum_{j=1}^{N^c} \frac{1}{(\alpha \sqrt{2\pi})^{n^c}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\alpha^2} \sum_{j=1}^{n^c} \left(\frac{y^c_{(i)} - y^c_{j(i)}}{\sigma^c} \right)^2 \right\} \quad \dots (10)$$

【0056】次に、識別結果出力装置21は、上記求めたポテンシャル値 $P^1 \sim P^c$ を比較してポテンシャル値が最大となったクラスを探索する。そして、識別結果出力装置21は、この入力パターン x をポテンシャル値が最大となったクラスに所属すると認識する（図7のステップS4）。

【0057】1-2. 実験結果の説明

次に、この発明のパターン認識方法の効果を、上記文献IIに記載のデータを対象にした以下の実験結果を通じて説明する。ここで、文献IIに記載のデータとは、3種類のあやめA、B、Cそれぞれ50サンプルについて、がく片の幅、がく片の長さ、花卉の幅および花卉の長さをそれぞれ計測した4次元データ（「あやめデータ」）である。図8（A）、（B）は、このデータの説明図であり、3種類のあやめそれぞれ50個、合計150個の分布を示した図である。そのうちの（A）図は、がく片の

長さを横軸にとり、花卉の長さを縦軸にとって、各あやめについてプロットした図である。（B）図は、がく片の幅を横軸にとり、花卉の幅を縦軸にとって、各あやめについてプロットした図である。

【0058】先ず第1の実験として、150個のあやめのデータについて、文献IIの方法（比較例の方法）と、この発明に係る第1の実施の形態の方法とにより、ポテンシャル場をそれぞれ以下のように求める。

【0059】はじめに、図8（B）のデータ（150個のデータ）を用い、かつ、下記（11）式すなわち文献IIに記載の式を用い、しかも、（11）式中のパラメータ σ を4通り（0.01、0.05、0.1、0.5の4通り）に設定した場合それぞれでの、ポテンシャル場を算出する。

【0060】

【数7】

$$g(x) = f_N(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x - x_i) \quad \dots (11)$$

$$\delta(x) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^n} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} x^t x \right\} \quad \dots (12)$$

【0061】その結果を、図9（A）～（D）にそれぞれに示す。ただし、式（11）中のパラメータは式（12）により定義されている。また式（11）、式（12）は、文献II中の（3.17）式、（3.20）式にそれぞれ対応する。ここで、（12）式はバーゼンの窓関数である。また、図9（A）～（D）において横軸はがく片の幅、縦軸は花卉の幅、紙面に垂直な方向はポテンシャル値の大きさをそれぞれ示す。さらに、図9（A）～（D）において、右斜め斜線を付した領域、左斜め斜線を付した領域、網点を付した領域それぞれは別々のクラスに識別されるデータの範囲を示し、無印の部分はサンプルパターン（あやめ）が何れのクラスにも属しないとされる場を示す。

【0062】図9（A）～（D）からも明らかなように、比較例の方法で作成されるポテンシャル場は、各データを中心とした2次元正規分布を重ねることにより構成されるものであることが分かる。しかも、その広がりパラメータ σ の値によって変化するものであることが分かる。比較例の方法で作成されるポテンシャル場が各データを中心とした2次元正規分布を重ねることに

より構成されるものであるという点は、特に、図9（A）により理解出来る。さらにこの図9（a）から、各データを中心とした2次元正規分布の断面形状（紙面に平行な断面形状）が円であることも、良く理解出来る。

【0063】次に、図8（B）に示したデータ（150個のデータ）を用い、かつ、本発明のパターン認識方法に係る第1の実施の形態で説明した手順により、しかも、上記の（10）式中のパラメータ α を比較例と同様に、0.01、0.05、0.1、0.5の4通りに設定した場合それぞれでの、ポテンシャル場を算出する。その結果を、図9と同様の表記方法により、図10

（A）～（D）にそれぞれに示す。ただし、この発明に係る処理においては、累積寄与率に対する閾値 T を1.0と設定して、全ての固有ベクトルを主成分ベクトルとして用いた。この発明の方法の場合、ポテンシャル値を算出するための（10）式中に、サンプルパターンにおける各主成分ベクトル方向の分布パラメータ $\sigma^c_{i_j}$ が組み込まれている。そのため、1つのサンプルパターン（あやめ）が生成するポテンシャル場は、この分布パラ

メータ σ^2 に比例して各軸方向に変形される。従って該ポテンシャル場は、図10の紙面に平行な断面形状が楕円形状を示す正規分布となる（特に図10(A)参照）。また、このポテンシャル場の広がり、パラメータ α の値によって変化している（図10(A)～(D)参照）。

【0064】また第2の実験として、以下のような認識実験を行なう。3種類のあやめA、B、C50個ずつのうち各々半分（25個）ずつをランダムに選んでそれらをサンプルパターンとする。残りの25個を入力パターン（認識対象のパターン）とする。次に、この発明に係る方法については、3種類のあやめ各々25個ずつのサンプルパターンについて、上述の実施の形態の方法による学習をして特徴量を求め、そして、残りのあやめ75個（入力パターン）について上記の(10)式によるポテンシャル値の算出およびそれに基づくクラス分け（識別）を行なう。一方、比較例として、入力パターンである75個のあやめについて上記の(11)式によるポテンシャル値の算出およびそれに基づくクラス分け（識別）を行なう。ただし、実施の形態および比較例それぞれの認識実験は、(10)式中の α や(12)式中の σ の値を種々に変えて、然も、それぞれの値について20回ずつの認識実験を行なう。そして、各認識実験においてあやめ（入力パターン）が正確にクラス分けされた割り合いをそれぞれ算出し、さらに、パラメータ（ α や σ ）が同じである認識実験での上記割り合いを平均した値（20回分の平均値）を認識率とする。図11はこのような認識実験の結果を示した図である。縦軸に上記の認識率をとり、横軸に α や σ をとって、認識率と正規関数中のパラメータ α や σ との関係を示した図である。図11中の実線で示す特性は比較例の方法によるもの、破線で示す特性は第1の実施の形態の方法によるものである。この図11より、比較例の場合（パーゼンの関数を用いて場合）の認識率は最高で0.965（ $\sigma=0.38$ のとき）であり、一方この発明の方法の場合の認識率は最高で0.975（ $\alpha=0.40$ のとき）であり、本発明の方法の方が最高値同士の比較で0.01ポイント改善できることが分かる。また、本発明の方法の方が比較例の方法に比べ、パラメータ α の変化に対する認識率の変化が少ないことが分かる。したがって、本発明の方法によれば、認識性能が正規分布関数中のパラメータの変化による影響を受けにくいことが分かる。これは、サンプルパターンについて多変量解析して得た特徴量（各主成分方向の分布の標準偏差によって修正したため、標準偏差の小さい主成分方向にはパラメータ α を変化させてもポテンシャル値があまり変化せず、識別境界の移動が小さかったことによる。このように、発明によれば、パラメータ α の値の変動に対しても変動が小さいポテンシャル場を生成できるので、認識率が高くかつ性能の安定したパターン認識方法とその実施に好適なパターン認

識装置が実現されることが分かる。

【0065】2. 第2の実施の形態

上述の第1の実施の形態では、サンプルパターンの各次元の値をそのまま用いる例を説明した。これに対しこの第2の実施の形態では、サンプルパターンの各次元が単位の異なる特徴量から構成される場合等に対処することも考慮した方法について説明する。具体的には以下に説明するような規格化または標準化のいずれかの方法をさらに加える方法を用いる。また、規格化または標準化を実施するためにパターン認識装置は、規格化処理及び又は標準化処理を実施するための前処理部を具えた構成とする。その構成例を図12(A)および(B)に示した。ここで図12(A)は、第2の実施の形態における記憶パラメータ算出装置の構成図であり、図2を用い説明した装置に前処理部15xが付加された構成となっている。また、図12(B)は、第2の実施の形態におけるポテンシャル値算出装置の構成図であり、図4を用い説明した装置に前処理部19xが付加された構成となっている。これら前処理部15x、19xそれぞれは例えばコンピュータにより構成出来る。もちろん、記憶パラメータ算出装置とポテンシャル値算出装置とで、前処理部15x、19xを兼用する場合があっても良い。

【0066】第1の方法として、学習を行なう前に全サンプルパターンの各次元の値を、同じ次元の値が0以上1以下の範囲に含まれるように、それぞれ規格化し、然も、ポテンシャル値を算出する前に、全入力パターンの各次元の値をサンプルパターンについて行なった規格化条件と同じ条件で、それぞれ規格化するという方法をとる。これは以下の(13)式により行なえる。ただし、式中、 $\min(i)$ 、 $\max(i)$ はそれぞれ次元*i*に関する全サンプルパターンの最小値、最大値である。

【0067】

【数8】

$$x(i) \leftarrow \frac{x(i) - \min(i)}{\max(i) - \min(i)} \quad \dots (13)$$

【0068】この規格化について、学習前に行なう規格化の例で具体的に説明すれば、次のようである。例えば図8(A)のデータ分布図ではがく片の長さのデータ存在範囲は4.3～7.9なので、がく片の長さという次元についての $\min(i)$ は4.3、 $\max(i)$ は7.9である。よって各サンプルパターンについてのがく片の長さを規格化する時には、それぞれのサンプルパターンのがく片の長さの値から4.3を引きそして1/3.6倍することにより規格化が行なえる。花卉の長さの場合は、図8(A)よりデータ存在範囲は1.0～6.9であるので、各サンプルパターンについての花卉の長さを規格化する時には、それぞれのサンプルパターンの花卉の長さの値から1.0を引きそして1/5.9倍することにより規格化が行なえる。

【0069】第2の方法として、学習を行なう前に全サンプルパターンの各次元の値を、同じ次元の値についての平均値が0で標準偏差が1になるように、それぞれ標準化し、然も、ポテンシャル値を算出する前に、全入力パターンの各次元の値についての平均値が0で標準偏差が1になるように、それぞれ標準化するという方法をとる。これは以下の(14)式により行なえる。ただし、式中、 $ave(i)$ 、 $sd(i)$ はそれぞれ次元*i*に関する全サンプルパターンの平均値、標準偏差である。

【0070】

【数9】

$$x(i) \leftarrow \frac{x(i) - ave(i)}{sd(i)} \quad \dots (14)$$

【0071】なお、上記の学習前の規格化又は標準化は、認識パラメータ算出装置15に設けた前処理部15xにおいて行なえる。また、パターン認識処理に際してのポテンシャル値算出前の規格化又は標準化処理はポテンシャル算出装置19に設けた前処理部19xにより例えば以下のように行なえる。

【0072】認識パラメータ算出装置15に設けた前処理部15xが規格化に用いた最小値 $min(i)$ や最大値 $max(i)$ および又は標準化に用いた平均値 $ave(i)$ や標準偏差 $sd(i)$ と、サンプルパターンに対し規格化をしたのか標準化をしたのかを示す情報とを、前処理部15xは認識パラメータ記憶装置17に格納する。ポテンシャル値算出装置19に設けた前処理部19xは、これら情報に基づいて入力パターンに対し規格化又は標準化を、サンプルパターンに対し行なった条件で行なう。

【0073】この第2の実施の形態の方法によれば、例えば長さや重さなど単位の異なる複数の数値データからなるパターンをクラス分類する際に、次元間の大小による影響を受けないで学習や認識を行なうことができる。これは様々な特徴量を統合して認識する際に有効である。

【0074】この第2の実施の形態についても認識実験を行なう。すなわち、前処理として規格化処理を行なったこと以外は第1の実施の形態において説明した認識実験と同様な手順で認識実験を行なう。その結果を図13に図11と同様の表記方法により示した。この図13より、比較例の場合（パーゼンの関数を用いた場合）の認識率は最高で0.963（ $\sigma=0.16$ のとき）であり、一方この発明の方法の場合の認識率は最高で0.973（ $\alpha=0.10$ のとき）であり、本発明の方法の方が最高値同士の比較で0.01ポイント改善できることが分かる。また、この場合も本発明の方法の方が比較例の方法に比べ、パラメータ α の変化に対する認識率の変化が少ないことが分かる。また、この第2の実施の形態の場合はパラメータ α の値を0.1程度にすることによ

り認識率を最高にできることが分かる。

【0075】3. 第3の実施の形態

上述の第1および第2の実施の形態の説明では、サンプルパターンとして予め用意されたものを用いる例を説明した。ところで、上記の式(10)から分かるように、入力パターンのクラス*c*についてのポテンシャル値は、クラス*c*に所属する各サンプルパターンについて独立に計算した窓関数値を足し合わせるにより行なわれる。このことは、パターン認識処理によりクラス分けが終了した入力パターンは、当該クラスのサンプルパターンとして追加して用い、そしてその窓関数値を算出してこれをポテンシャル値の算出に用い得ることも可能なことを意味する。すなわち、式(10)中の N_c を（ N_c ＋クラス分けが終了した入力パターン数）と置き換えて計算をしても良いのである。そこで、この第3の実施の形態では、クラスへの識別が済んだ入力パターンを当該クラスのサンプルパターンとして追加し、該追加したパターンを少なくとも入力パターンのクラス*c*についてのポテンシャル値算出に用いる。なお、クラスへの識別が済んだ入力パターンをそのクラスのサンプルパターンとして追加する場合、①：学習結果（特徴量）は予め用意されたサンプルパターンについての学習結果をそのまま用いる方法、②：学習動作についても、追加されたサンプルパターンを含む全サンプルパターンについてし直す方法を、設計に応じ選択すれば良い。また、後者の方法をとる場合は、サンプルパターンを追加することに学習をし直す方法、適当な間隔（サンプルパターンを複数個追加すること）で学習をし直す方法を、設計に応じ選択すれば良い。なお、この第3の実施の形態の方法を実施する場合の装置構成図を図14に示した。この図14に示した装置の場合は、識別結果出力装置21が、クラスへの識別が済んだ入力パターンを、認識パラメータ記憶装置17にも出力する。認識パラメータ記憶装置17は当該入力パターンを記憶する。また、ポテンシャル値算出装置19は、認識パラメータ記憶装置17に記憶されている当該入力パターンをも用いてポテンシャル値を算出する。

【0076】この第3の実施の形態によれば、クラスへの識別が済んだ入力パターンをサンプルパターンに追加し、かつ、入力パターンのポテンシャル値算出に該追加パターンを用いる。そのためより多くのパターンをクラスごとのポテンシャル場の構成に用いることができる。あるパターン*x*のクラスごとの存在密度関数の推定値（生起確率の推定値）を当該存在密度関数に近づけるためにはデータ数を無限に多くすることが良い点を考えると、この第3の実施の形態におけるサンプルパターンの追加という処理は、データ数追加に寄与するので、認識性能を漸近的に向上させる意味で有効なことが分かる。この第3の実施の形態の方法は、事前に十分なサンプルパターンが準備できない場合に特に有効といえる。

【0077】上述の実施の形態ではあやめデータについて本発明を適用する例を述べたが、この出願のパターン認識方法およびパターン認識装置は、種々のパターン認識に用いることが出来る。例えば、光学的スキャナやカメラ等で読み取られた文字画像や、あるいはマイクロホンで記録された人の発声パターンなどから、その文字や音の内容を認識する方法や装置等に適用出来る。

【0078】

【発明の効果】上述した説明から明らかなようにこの出願のパターン認識方法の発明によれば、クラスごとのサンプルパターンについて多変量解析をしてクラスごとの特徴量を算出するという学習をし、該算出したクラスごとの特徴量を参照して、入力パターンの、前記各クラスに所属する度合を表す値（ポテンシャル値）を、それぞれ算出し、該算出したポテンシャル値が最大となったクラスに前記入力パターンは所属すると識別する。クラスごとのサンプルパターンについて多変量解析をしクラスごとの特徴量を算出するので、サンプルパターンが有する要素のうち変動の大きい要素をクラスごとの特徴量として抽出できる。さらに上記特徴量を参照して入力パターンのポテンシャル値を算出するので、上記変動の大きい要素のポテンシャル値算出への影響度を低下させることができる。これらのことから、正規分布関数におけるパラメータ α の値を適当に与えた場合でも、入力パターンのクラス識別を安定に行なえる。

【0079】また、この出願のパターン認識装置によれば、クラスごとのサンプルパターンについて多変量解析をしてクラスごとの特徴量を算出する手段と、前記クラスごとの特徴量を参照して、入力パターンの、前記各クラスに所属する度合を表す値（ポテンシャル値）を、それぞれ算出する手段と、該算出したポテンシャル値が最大となったクラスに前記入力パターンは所属すると識別する手段とを具えたので、上記のパターン認識方法を容易に実施することが出来る。

【図面の簡単な説明】

【図1】パターン認識方法およびパターン認識装置の第

1の実施の形態の説明図である。

【図2】認識パラメータ（特徴量）算出装置15の構成例を示す図である。

【図3】主成分分析部15bの構成例を示す図である。

【図4】ポテンシャル値算出装置19の構成例を示す図である。

【図5】ベクトルバックング処理の説明図である。

【図6】主成分ベクトルを求める処理の説明図である。

【図7】ポテンシャル値を算出する処理の説明図である。

【図8】（A）および（B）は実験データの説明図である。

【図9】（A）～（D）は第1の実施の形態における比較例の説明図である。

【図10】（A）～（D）は第1の実施の形態における実験結果の説明図（その1）であり、図9に対応する図である。

【図11】第1の実施の形態における実験結果の説明図（その2）であり、比較例および第1の実施の形態それぞれでの認識実験結果を併せて示した図である。

【図12】第2の実施の形態の説明図であり、（A）は認識パラメータ算出装置の構成例、（B）はポテンシャル算出装置の構成例をそれぞれ示した図である。

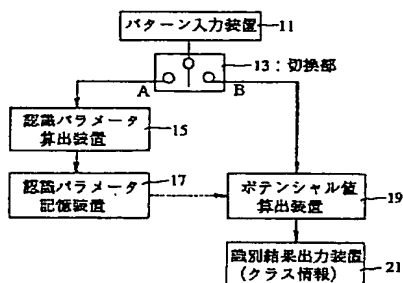
【図13】第2の実施の形態における実験結果の説明図であり、比較例および第2の実施の形態それぞれでの認識実験結果を併せて示した図である。

【図14】第3の実施の形態の説明図であり、第3の実施の形態のパターン認識装置の構成例を示した図である。

【符号の説明】

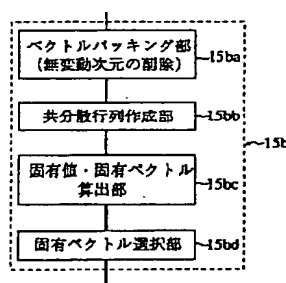
- 11：パターン入力装置
- 13：切換部
- 15：認識パラメータ（特徴量）算出装置
- 17：認識パラメータ記憶装置
- 19：ポテンシャル値算出装置
- 21：識別結果出力装置

【図1】



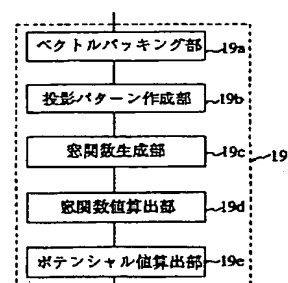
パターン認識方法、装置の第1の実施の形態の説明図

【図3】



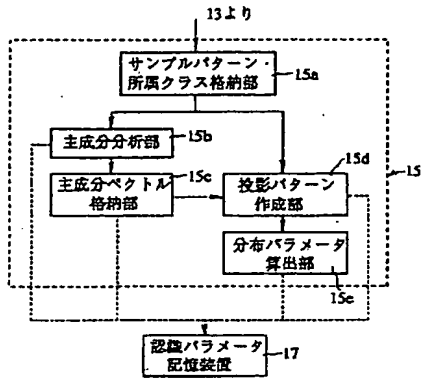
主成分分析部15bの構成例を示す図

【図4】



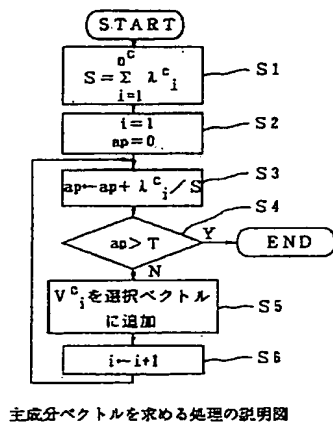
ポテンシャル値算出装置19の構成例を示す図

【図2】



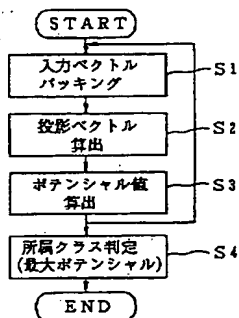
認識パラメータ算出装置15の構成例を示す図

【図6】



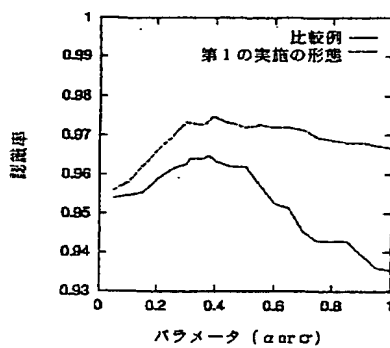
主成分ベクトルを求める処理の説明図

【図7】



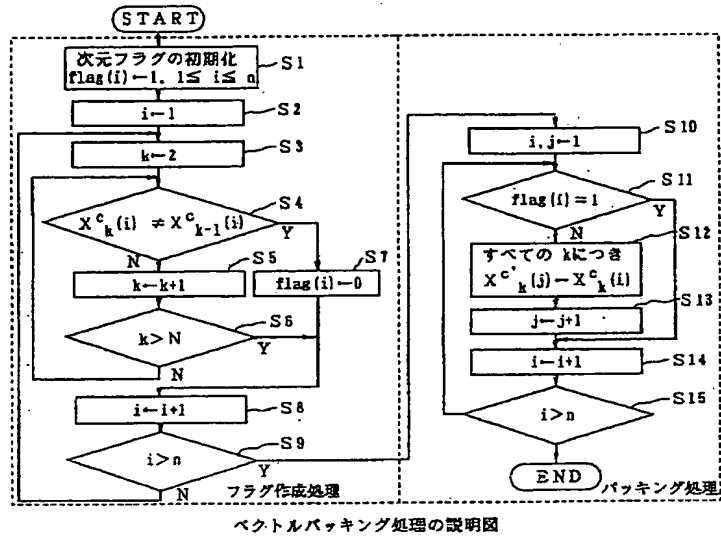
ポテンシャル値を算出する処理の説明図

【図11】



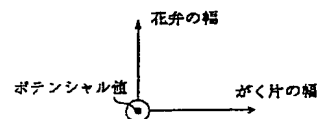
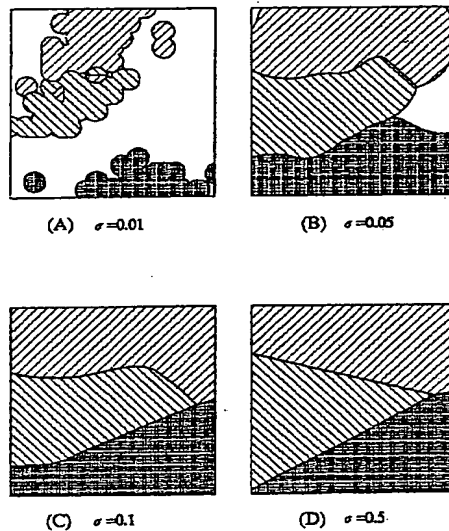
第1の実施の形態における実験結果の説明図 (その2)

【図5】



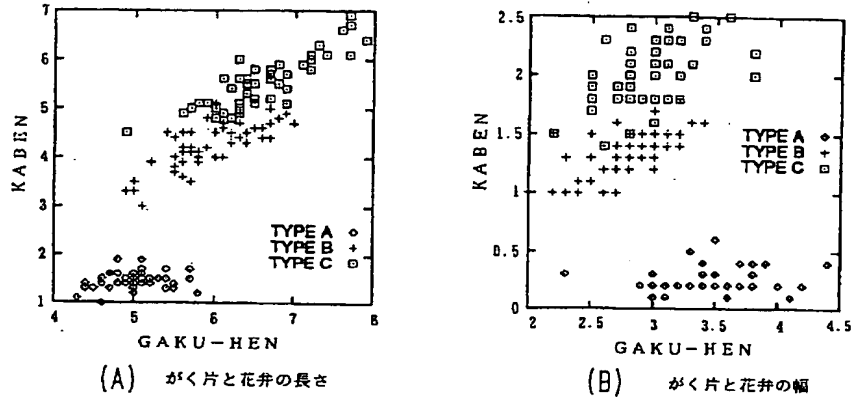
ベクトルパッキング処理の説明図

【図9】



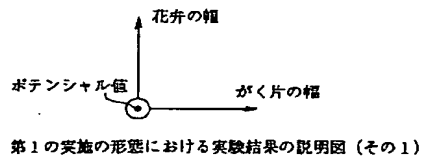
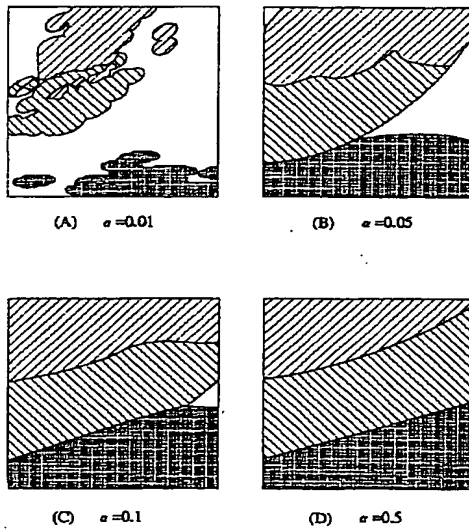
第1の実施の形態における比較例の説明図

【図8】

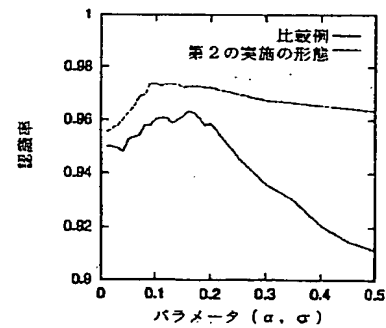


実験データの説明図

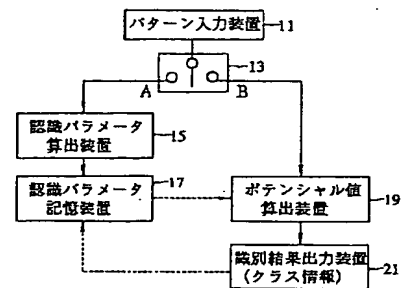
【図10】



【図13】

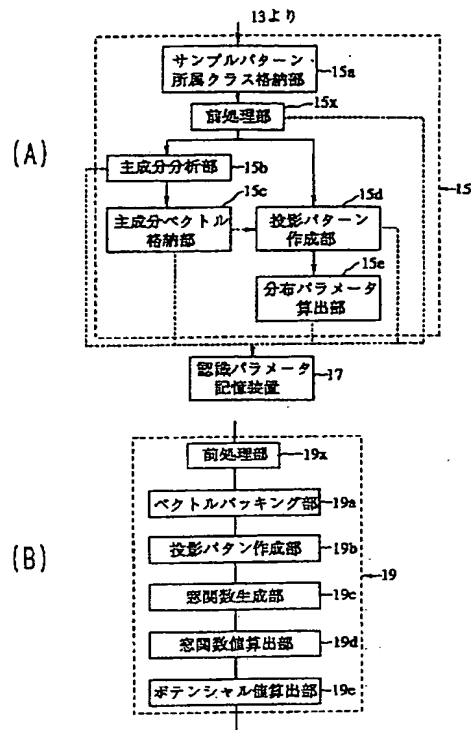


【図14】



第3の実施の形態の説明図

【図12】



第2の実施の形態の説明図

**This Page is Inserted by IFW Indexing and Scanning
Operations and is not part of the Official Record**

BEST AVAILABLE IMAGES

Defective images within this document are accurate representations of the original documents submitted by the applicant.

Defects in the images include but are not limited to the items checked:

- ☐ BLACK BORDERS
- ☐ IMAGE CUT OFF AT TOP, BOTTOM OR SIDES
- ☐ FADED TEXT OR DRAWING
- ☒ BLURRED OR ILLEGIBLE TEXT OR DRAWING
- ☐ SKEWED/SLANTED IMAGES
- ☐ COLOR OR BLACK AND WHITE PHOTOGRAPHS
- ☐ GRAY SCALE DOCUMENTS
- ☐ LINES OR MARKS ON ORIGINAL DOCUMENT
- ☐ REFERENCE(S) OR EXHIBIT(S) SUBMITTED ARE POOR QUALITY
- ☐ OTHER: _____

IMAGES ARE BEST AVAILABLE COPY.

As rescanning these documents will not correct the image problems checked, please do not report these problems to the IFW Image Problem Mailbox.